

Weekly Report

January 6, 2019

1 Work

1. 低光照增强任务修正了一些bug，目前两张图片合成可以将结果从28.8提升到29.2。训练了一个边缘检测网络（之前是直接从目标图片提取的），下周打算将边缘检测融合进去，希望结果可以进一步有所提升
2. 工作时长：工作日每天7个小时，周末共10个小时，共45个小时。

1.1 工作进度

Table 1: 工作进度

项目	进度	截止时间
DRGraph	需要对程序做一些修改	2019.2.15
降维	论文修订	2019.1.15
IJCAI投稿		2019.2.8
ICCV投稿		2019.3.23

2 Paper Reading

2.1 Rethinking Feature Distribution for Loss Functions in Image Classification

常见的网络最后一层分类器是softmax，本文提出了large-margin Gaussian Mixture (L-GM) loss

2.2 Semi-parametric Image Synthesis

文本采用memory的机制，在生成图片的时候，先从memory中抽取出各种对象的图片，然后再用网络把它们融合起来。

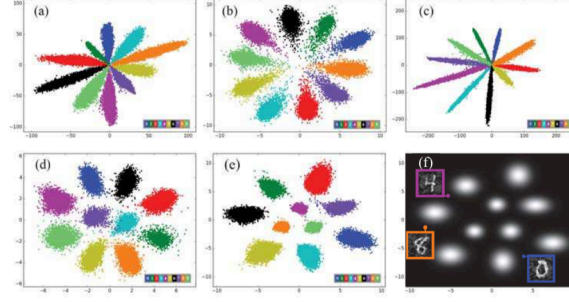


Figure 1. Two-dimensional feature embeddings on MNIST training set. (a) Softmax loss. (b) Softmax loss + center loss [32]. (c) Large-margin softmax loss [22]. (d) GM Loss without margin ($\alpha = 0$). (e) Large-margin GM loss ($\alpha = 1$). (f) Heatmap of the learned likelihood corresponding to (e). Higher values are brighter. Several adversarial examples generated by the Fast Gradient Sign Method [8] have extremely low likelihood according to the learned GM distribution and thus can be easily distinguished. This figure is best viewed in color.

Figure 1: #1

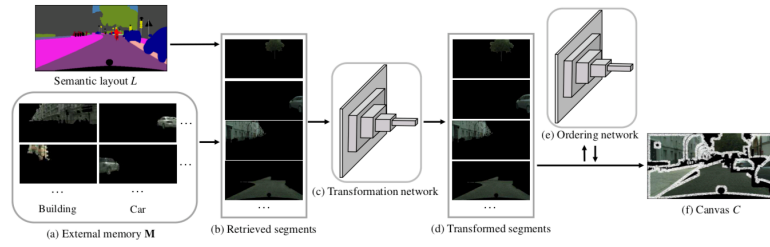


Figure 2: #2

2.3 Language-Based Image Editing with Recurrent Attentive Models

基于自然语言对图片进行修改（上色）。

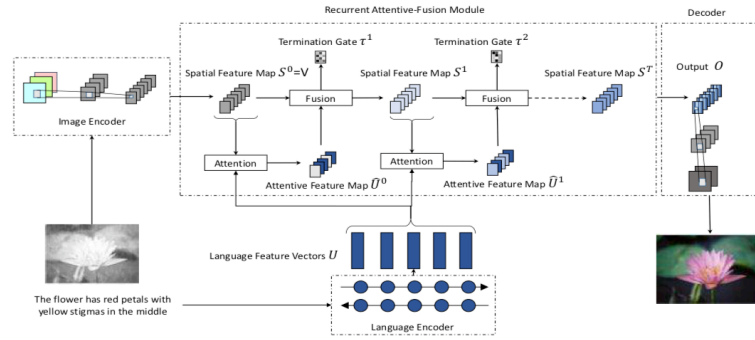


Figure 3: #3

2.4 Inferring Semantic Layout for Hierarchical Text-to-Image Synthesis

常见的图片生成模型并没有考虑物体之间的关系，比如骑自行车和推自行车的区别。本文先基于语义信息构建物体的位置，然后再生成相对应的物体。

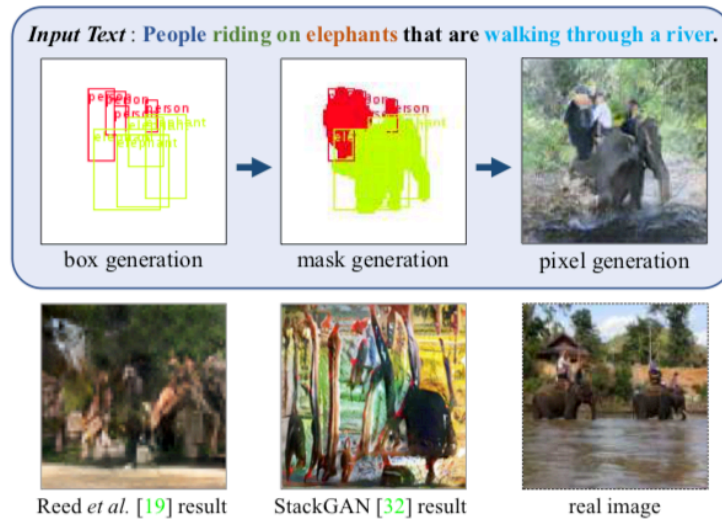


Figure 4: #4

2.5 Image Generation from Scene Graphs

同上一篇文章，本文也用了类似的方法，不过是从文本中抽取出了一个场景图，然后生成物体的位置，再生成图片。

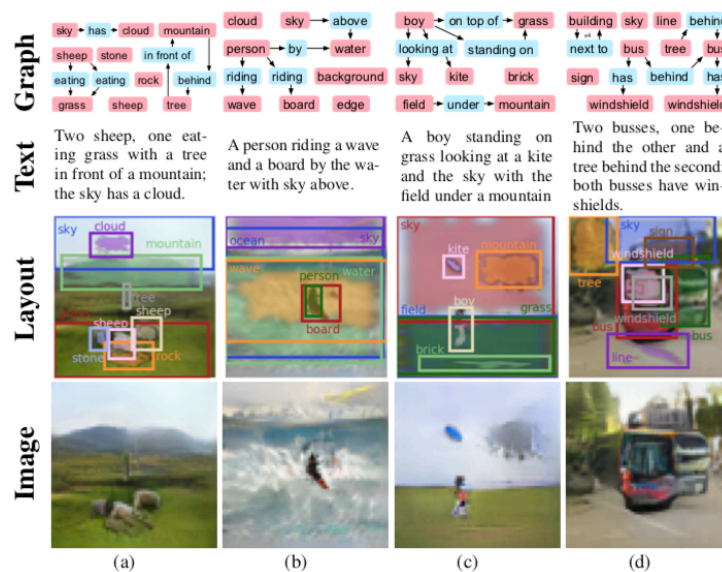


Figure 5: #5